

Uvodu u informatiku – Veštačka inteligencija

Danijela Simić
veštačka inteligencija
1. oktobar 2024.



1. Uvod
2. Uska i opšta veštačka inteligencija
3. Filozofski i etički aspekti veštačke inteligencije
4. Talasi veštačke inteligencije
5. Znanje i zaključivanje
6. Pretraga

7. Automatsko deduktivno rasuđivanje

8. Mašinsko učenje i induktivno rasuđivanje

Uvod

- Široko rasprostranjena.

- Široko rasprostranjena.
- Oslanja se na oblasti algoritmike, matematičke logike, numeričke matematike, matematičke analize, verovatnoće, statistike, itd.

- Široko rasprostranjena.
- Oslanja se na oblasti algoritmike, matematičke logike, numeričke matematike, matematičke analize, verovatnoće, statistike, itd.
- Ustanovljena kao oblast 1956. godine.

- Široko rasprostranjena.
- Oslanja se na oblasti algoritmike, matematičke logike, numeričke matematike, matematičke analize, verovatnoće, statistike, itd.
- Ustanovljena kao oblast 1956. godine.
- Početkom 21. veka – talas izuzetno uspešnih sistema zasnovanih na „dubokom učenju“.

- Široko rasprostranjena.
- Oslanja se na oblasti algoritmike, matematičke logike, numeričke matematike, matematičke analize, verovatnoće, statistike, itd.
- Ustanovljena kao oblast 1956. godine.
- Početkom 21. veka – talas izuzetno uspešnih sistema zasnovanih na „dubokom učenju“.
- Veliki uspesi i 2020-ih u oblastima obrade prirodnog jezika (poput sistema ChatGPT) i računarskog vida (poput sistema DALL-E).

Veštačka inteligencija – sposobnost mašinskog usvajanja, pamćenja i obrade određenih znanja.

Veštačka inteligencija – sposobnost mašinskog usvajanja, pamćenja i obrade određenih znanja.

Rešavanje problema u kojima se javlja **kombinatorna eksplozija**, tj. u kojima je broj mogućnosti toliko veliki da se ne može sistematično, tj. iscrpno ispitati u razumnom vremenu.

Zaključivanje – cilj iz raspoloživih podataka kreirati neke nove uvide, nova znanja.

Zaključivanje – cilj iz raspoloživih podataka kreirati neke nove uvide, nova znanja.

Postoje i dve vrste zaključivanja.

Deduktivno zaključivanje

Zaključivanje zasnovano na rigoroznom matematičkom rasuđivanju i ide od opšteg ka pojedinačnom.

Deduktivno zaključivanje

Zaključivanje zasnovano na rigoroznom matematičkom rasuđivanju i ide od opšteg ka pojedinačnom.

Induktivno zaključivanje

Zaključivanje zasnovano na mnoštvu raspoloživih pojedinačnih podataka iz kojih se *generalizacijom* mogu kreirati neka nova znanja.

Induktivno zaključivanje

Zaključivanje zasnovano na mnoštvu raspoloživih pojedinačnih podataka iz kojih se *generalizacijom* mogu kreirati neka nova znanja.

Uska i opšta veštačka inteligencija

Uska veštačka inteligencija – razvoj sistema specijalizovanih za konkretne zadatke.

Opšta veštačka inteligencija

Veštačka opšta inteligencija – cilj je razvoj meta-algoritama koji mogu da pokreću sistem sposoban da uči, rasuđuje i rešava sve probleme koje može i čovek.

Opšta veštačka inteligencija

Veštačka opšta inteligencija – cilj je razvoj meta-algoritama koji mogu da pokreću sistem sposoban da uči, rasuđuje i rešava sve probleme koje može i čovek.

- Pokušava se dostići matematičkim modelovanjem ljudskog mozga (neki smatraju nedostižno).

Veštačka opšta inteligencija – cilj je razvoj meta-algoritama koji mogu da pokreću sistem sposoban da uči, rasuđuje i rešava sve probleme koje može i čovek.

- Pokušava se dostići matematičkim modelovanjem ljudskog mozga (neki smatraju nedostižno).
- Rej Kercvajt – „Singularnost je blizu”

Filozofski i etički aspekti veštačke inteligencije

Šta je inteligencija?

- I,1Inteligencija podrazumeva sledeće sposobnosti: sposobnost pamćenja, skladištenja znanja i mogućnost njegove obrade, sposobnost učenja – usvajanja novih znanja, sposobnost komunikacije sa drugim inteligentnim bićima ili mašinama, itd.

Šta je inteligencija?

- I,1Inteligencija podrazumeva sledeće sposobnosti: sposobnost pamćenja, skladištenja znanja i mogućnost njegove obrade, sposobnost učenja – usvajanja novih znanja, sposobnost komunikacije sa drugim inteligentnim bićima ili mašinama, itd.
-

Tjuringov test

Ako su u odvojene dve prostorije smeštene jedna ljudska osoba i neki uređaj i ako na identična pitanja pružaju odgovore na osnovu kojih se ne može pogoditi u kojoj sobi je čovek, a u kojoj uređaj, onda možemo smatrati da taj uređaj ima atribute veštačke inteligencije.

Tjuringov test

Ako su u odvojene dve prostorije smeštene jedna ljudska osoba i neki uređaj i ako na identična pitanja pružaju odgovore na osnovu kojih se ne može pogoditi u kojoj sobi je čovek, a u kojoj uređaj, onda možemo smatrati da taj uređaj ima atribute veštačke inteligencije.

Turing: „programiranih da uče i kojima je dopušteno da čine greške”

Opisi u matematičkim terminima

- Mnogi problemi veštačke inteligencije mogu se opisati u matematičkim terminima.

Opisi u matematičkim terminima

- Mnogi problemi veštačke inteligencije mogu se opisati u matematičkim terminima.
- Rezultati Godela i Turinga pokazali su da postoje matematičke teorije koje su nepotpune i neodlučive.

Opisi u matematičkim terminima

- Mnogi problemi veštačke inteligencije mogu se opisati u matematičkim terminima.
- Rezultati Godela i Turinga pokazali su da postoje matematičke teorije koje su nepotpune i neodlučive.
- Na primer, postoje tvrđenja o prirodnim brojevima koja su tačna, ali se ne mogu dokazati iz aksioma aritmetike (i skup aksioma nije moguće proširiti tako da se to promeni).

Opisi u matematičkim terminima

- Mnogi problemi veštačke inteligencije mogu se opisati u matematičkim terminima.
- Rezultati Godela i Turinga pokazali su da postoje matematičke teorije koje su nepotpune i neodlučive.
- Na primer, postoje tvrđenja o prirodnim brojevima koja su tačna, ali se ne mogu dokazati iz aksioma aritmetike (i skup aksioma nije moguće proširiti tako da se to promeni).
- Ne postoji algoritam koji može da dokaže svako aritmetičko tvrđenje koje jeste dokazivo.

Opisi u matematičkim terminima

- Mnogi problemi veštačke inteligencije mogu se opisati u matematičkim terminima.
- Rezultati Gedela i Tjuringa pokazali su da postoje matematičke teorije koje su nepotpune i neodlučive.
- Na primer, postoje tvrđenja o prirodnim brojevima koja su tačna, ali se ne mogu dokazati iz aksioma aritmetike (i skup aksioma nije moguće proširiti tako da se to promeni).
- Ne postoji algoritam koji može da dokaže svako aritmetičko tvrđenje koje jeste dokazivo.
- Za svaku instancu se posebno traga za rešenjem (i možda se rešenje i ne nađe).

- Najčešćih etičke dileme: pitanja bezbednosti, cenzure, diskriminacije i privatnosti.

- Najčešćih etičke dileme: pitanja bezbednosti, cenzure, diskriminacije i privatnosti.
- Na primer, autonomna vožnja i saobraćajne nesreće.

- Najčešćih etičke dileme: pitanja bezbednosti, cenzure, diskriminacije i privatnosti.
- Na primer, autonomna vožnja i saobraćajne nesreće.
- Na primer, preporučivanje sadržaja na društvenim mrežama (pogotovo politički ili društveno relevantni sadržaj).

- Najčešćih etičke dileme: pitanja bezbednosti, cenzure, diskriminacije i privatnosti.
- Na primer, autonomna vožnja i saobraćajne nesreće.
- Na primer, preporučivanje sadržaja na društvenim mrežama (pogotovo politički ili društveno relevantni sadržaj).
- Sistemi veštačke inteligencije mogu vršiti diskriminaciju pojedinaca na osnovu njihovog pola, boje kože, etničke pripadnosti i drugih faktora (na primer, sistem COMPAS).

Talasi veštačke inteligencije

- GOFAI – „Good Old-Fashioned Artificial Intelligence“

- GOFAI – „Good Old-Fashioned Artificial Intelligence“
- Problem i algoritam rešavanja opisani su eksplicitno (u terminima matematike i grafova).

- GOFAI – „Good Old-Fashioned Artificial Intelligence“
- Problem i algoritam rešavanja opisani su eksplicitno (u terminima matematike i grafova).
- Osobine algoritma mogu se analizirati rigorozno, matematički.

- GOFAI – „Good Old-Fashioned Artificial Intelligence“
- Problem i algoritam rešavanja opisani su eksplicitno (u terminima matematike i grafova).
- Osobine algoritma mogu se analizirati rigorozno, matematički.
- Specifični, prilagođeni jednom konkretnom zadatku i obično se teško uopštavaju.

Prvi talas veštačke inteligencije

- GOFAI – „Good Old-Fashioned Artificial Intelligence“
- Problem i algoritam rešavanja opisani su eksplicitno (u terminima matematike i grafova).
- Osobine algoritma mogu se analizirati rigorozno, matematički.
- Specifični, prilagođeni jednom konkretnom zadatku i obično se teško uopštavaju.
- Najčešće se oslanjaju na deduktivno zaključivanje.

- Od 2010-ih godina, povratak **neuronskih mreža** (razvijane još 1950-ih).

Drugi talas veštačke inteligencije

- Od 2010-ih godina, povratak **neuronskih mreža** (razvijane još 1950-ih).
- Omogućili duboko učenje – fantastični rezultati u računarski vid, automatsko prevođenje, automatsko upravljanje vozilima, igranje strateških igara itd.

Drugi talas veštačke inteligencije

- Od 2010-ih godina, povratak **neuronskih mreža** (razvijane još 1950-ih).
- Omogućili duboko učenje – fantastični rezultati u računarski vid, automatsko prevođenje, automatsko upravljanje vozilima, igranje strateških igara itd.
- Zasnovani na statistici i mašinskom učenju – **induktivnom zaključivanju**.

Drugi talas veštačke inteligencije

- Od 2010-ih godina, povratak **neuronskih mreža** (razvijane još 1950-ih).
- Omogućili duboko učenje – fantastični rezultati u računarski vid, automatsko prevođenje, automatsko upravljanje vozilima, igranje strateških igara itd.
- Zasnovani na statistici i mašinskom učenju – **induktivnom zaključivanju**.
- Nema eksplicitnog opisivanja procesa rešavanja konkretnih primeraka problema.

- Obično nisu u stanju da ponude i neko objašnjenje za rešenja koje nude.

- Obično nisu u stanju da ponude i neko objašnjenje za rešenja koje nude.
- Mada i to se u nekoj meri menja – ChatGPT.

- Obično nisu u stanju da ponude i neko objašnjenje za rešenja koje nude.
- Mada i to se u nekoj meri menja – ChatGPT.
- Uloga čoveka – priprema podataka i modelovanje problema.

- Obično nisu u stanju da ponude i neko objašnjenje za rešenja koje nude.
- Mada i to se u nekoj meri menja – ChatGPT.
- Uloga čoveka – priprema podataka i modelovanje problema.
- Ne može se formalno rasuđivati o ovim sistemima, ali moguće izvesti statističke ocene njihovog kvaliteta.

Treći talas veštačke inteligencije

- Predviđanja, u budućnosti.

Treći talas veštačke inteligencije

- Predviđanja, u budućnosti.
- Dosadašnja dva pristupa će se integrisati.

Treći talas veštačke inteligencije

- Predviđanja, u budućnosti.
- **Dosadašnja dva pristupa će se integrisati.**
- Sistemi veštačke inteligencije će samostalno kreirati modele koji će moći da objasne kako stvari funkcionišu.

Znanje i zaključivanje

Pod znanjem podrazumevamo i istinite, potvrđene činjenice, ali i hipoteze, nepotpune informacije i informacije date sa određenim verovatnoćama.

Pod znanjem podrazumevamo i istinite, potvrđene činjenice, ali i hipoteze, nepotpune informacije i informacije date sa određenim verovatnoćama.

Zaključivanja predstavlja takođe neku vrstu znanja – to je znanje (koje se naziva i meta-znanjem) o procesu izvođenja novog znanja iz raspoloživog znanja.
Može biti deduktivno i induktivno.

$$(i) \quad \forall x(P(x) \Rightarrow Q(x))$$

i činjenica

$$(ii) \quad P(a)$$

$$(iii) \quad Q(a).$$

- Izvođenje činjenice $Q(a)$ na osnovu (i) i (ii) odgovara matematičkim principima **deduktivnog zaključivanja**.

$$(i) \quad \forall x(P(x) \Rightarrow Q(x))$$

i činjenica

$$(ii) \quad P(a)$$

$$(iii) \quad Q(a).$$

- Izvođenje činjenice $Q(a)$ na osnovu (i) i (ii) odgovara matematičkim principima **deduktivnog zaključivanja**.
- Izvođenje veze (i) na osnovu niza parova $(ii) - (iii)$ – nepotpuna indukcija, pouzdanost se povećava brojem instanci.

$$(i) \quad \forall x(P(x) \Rightarrow Q(x))$$

i činjenica

$$(ii) \quad P(a)$$

$$(iii) \quad Q(a).$$

- Izvođenje činjenice $Q(a)$ na osnovu (i) i (ii) odgovara matematičkim principima **deduktivnog zaključivanja**.
- Izvođenje veze (i) na osnovu niza parova (ii) – (iii) – nepotpuna indukcija, pouzdanost se povećava brojem instanci.
- Izvođenje činjenice (ii) na osnovu (i) i (ii) zovemo **abdukcijom**, takođe nije matematički egzaktno (primer, u medicini).

Pretraga

- U mnogim praktičnim problemima broj postojećih mogućnosti je tako veliki da ne mogu biti sve ispitane sistematično u razumnom vremenu.

- U mnogim praktičnim problemima broj postojećih mogućnosti je tako veliki da ne mogu biti sve ispitane sistematično u razumnom vremenu.
- Na primer, put između Lisabona i Vladivostoka.

- U mnogim praktičnim problemima broj postojećih mogućnosti je tako veliki da ne mogu biti sve ispitane sistematično u razumnom vremenu.
- Na primer, put između Lisabona i Vladivostoka.
- U takvim situacijama, pretraga se ne vrši na sistematičan način, već se usmerava **heuristikama** — **pravilima koja formalizuju smernice za rešavanje nekog problema.**

- U mnogim praktičnim problemima broj postojećih mogućnosti je tako veliki da ne mogu biti sve ispitane sistematično u razumnom vremenu.
- Na primer, put između Lisabona i Vladivostoka.
- U takvim situacijama, pretraga se ne vrši na sistematičan način, već se usmerava **heuristikama — pravilima koja formalizuju smernice za rešavanje nekog problema.**
- Heuristike **ne garantuju uvek pronalaženje najboljeg rešenja**, ali obično **do rešenja dovode mnogo brže** nego sistematična pretraga.

- U igri šah, u sredini partije prosečno ima oko 38 mogućih poteza.

- U igri šah, u sredini partije prosečno ima oko 38 mogućih poteza.
- Ako razmatramo svih 10 mogućih polupoteza, onda ima $38^{10} \approx 6 \cdot 10^{15}$ mogućnosti.

- U igri šah, u sredini partije prosečno ima oko 38 mogućih poteza.
- Ako razmatramo svih 10 mogućih polupoteza, onda ima $38^{10} \approx 6 \cdot 10^{15}$ mogućnosti.
-

- Za igru šah najpre se definiše statička funkcija evaluacije koja omogućava nekakvu procenu pozicije iako se nije došlo do kraja partije.

- Za igru šah najpre se definiše statička funkcija evaluacije koja omogućava nekakvu procenu pozicije iako se nije došlo do kraja partije.
- Ta funkcija omogućava da se pretraga vrši do neke fiksirane dubine, umesto samo do pozicija u kojima je partija završena.

- Za igru šah najpre se definiše statička funkcija evaluacije koja omogućava nekakvu procenu pozicije iako se nije došlo do kraja partije.
- Ta funkcija omogućava da se pretraga vrši do neke fiksirane dubine, umesto samo do pozicija u kojima je partija završena.
- Sledeći ključni korak je onda primena algoritma koji koristi ocene pozicija na nekoj dubini za izbor poteza u tekućem potezu.

- Za igru šah najpre se definiše statička funkcija evaluacije koja omogućava nekakvu procenu pozicije iako se nije došlo do kraja partije.
- Ta funkcija omogućava da se pretraga vrši do neke fiksirane dubine, umesto samo do pozicija u kojima je partija završena.
- Sledeći ključni korak je onda primena algoritma koji koristi ocene pozicija na nekoj dubini za izbor poteza u tekućem potezu.
- **Minimax sa alfa-beta odsecanjem**

Minimax sa alfa-beta odsecanjem u šahu

- Pristup koji je koristio DeepBlue da pobedi Garija Kasparova, 1997. godine.

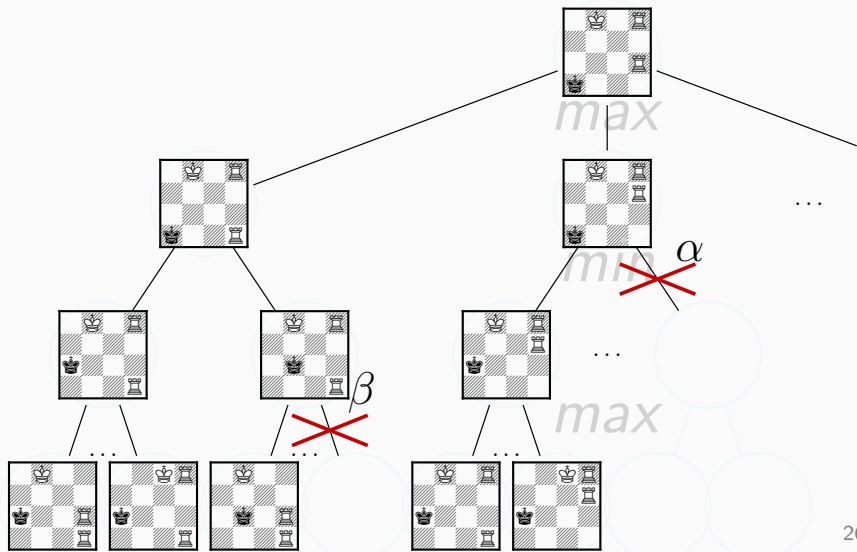
Minimax sa alfa-beta odsecanjem u šahu

- Pristup koji je koristio DeepBlue da pobedi Garija Kasparova, 1997. godine.
- Današnji najbolji programi za igranje šaha mogu da za jednu poziciju analiziraju moguće nastavke do dubine od nekoliko desetina polupoteza i ocenjuju po nekoliko miliona pozicija u sekundi.

Minimax sa alfa-beta odsecanjem u šahu

- Pristup koji je koristio DeepBlue da pobedi Garija Kasparova, 1997. godine.
- Današnji najbolji programi za igranje šaha mogu da za jednu poziciju analiziraju moguće nastavke do dubine od nekoliko desetina polupoteza i ocenjuju po nekoliko miliona pozicija u sekundi.
- Današnji najbolji programi kombinuju opisani pristup sa savremenim tehnikama mašinskog učenja čime postaju još moćniji.

Minimax sa alfa-beta odsecanjem u šahu



U mnogim situacijama prihvatljivo je rešenje koje je **dovoljno dobro**. Takva, dovoljno dobra, a ne nužno tačna, egzaktna i najbolja moguća rešenja obično daju sistemi zasnovani na heuristički usmerenoj pretrazi, kao i sistemi zasnovani na mašinskom učenju i induktivnom zaključivanju.

U mnogim situacijama prihvatljivo je rešenje koje je **dovoljno dobro**. Takva, dovoljno dobra, a ne nužno tačna, egzaktna i najbolja moguća rešenja obično daju sistemi zasnovani na heuristički usmerenoj pretrazi, kao i sistemi zasnovani na mašinskom učenju i induktivnom zaključivanju.

Primer: put između dve tačke za nekog aktera u nekoj računarskoj igrici (nije kritično da bude najbolji moguć put).

Automatsko deduktivno rasuđivanje

Nekada je egzaktno (najbolje) rešenje neophodno:

- sistem metroa

Nekada je egzaktno (najbolje) rešenje neophodno:

- sistem metroa
- raspored časova

Nekada je egzaktno (najbolje) rešenje neophodno:

- sistem metroa
- raspored časova
- ...

Nekada je egzaktno (najbolje) rešenje neophodno:

- sistem metroa
- raspored časova
- ...

Nekada je egzaktno (najbolje) rešenje neophodno:

- sistem metroa
- raspored časova
- ...

Neophodno je koristiti *deduktivno rasuđivanje* – ali takvi sistemi vremenski obično znatno neefikasniji nego sistemi zasnovani na heuristikama i mašinskom učenju

- U procesoru računara su u vidu logičkih kola implementirane operacije poput sabiranja, množenja, poređenja i bitovskih operacija.

- U procesoru računara su u vidu logičkih kola implementirane operacije poput sabiranja, množenja, poređenja i bitovskih operacija.
- Bitno je da budu jednostavne i efikasne.

Ekvivalentnost logičkih kola

- U procesoru računara su u vidu logičkih kola implementirane operacije poput sabiranja, množenja, poređenja i bitovskih operacija.
- Bitno je da budu jednostavne i efikasne.
- Kolo 1: $\neg(\neg a \vee \neg b)$

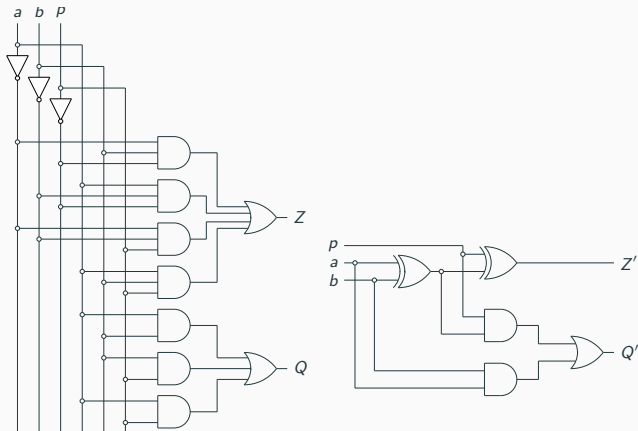
Ekvivalentnost logičkih kola

- U procesoru računara su u vidu logičkih kola implementirane operacije poput sabiranja, množenja, poređenja i bitovskih operacija.
- Bitno je da budu jednostavne i efikasne.
- Kolo 1: $\neg(\neg a \vee \neg b)$
- Kolo 2: $a \wedge b$

Ekvivalentnost logičkih kola

- U procesoru računara su u vidu logičkih kola implementirane operacije poput sabiranja, množenja, poređenja i bitovskih operacija.
- Bitno je da budu jednostavne i efikasne.
- Kolo 1: $\neg(\neg a \vee \neg b)$
- Kolo 2: $a \wedge b$
- Kolo 1 \iff Kolo 2: $\neg(\neg a \vee \neg b) \Leftrightarrow a \wedge b$ je tautologija

Ekvivalentnost logičkih kola



Slika 2: Ilustracija dva ekvivalentna logička kola

Ispitivanje da li je formula tautologija

- **Rešavač** – softversku alatku koja može da proveri da li je data iskazna formula F tautologija. (SAT rešavači)

Ispitivanje da li je formula tautologija

- Rešavač – softversku alatku koja može da proveri da li je data iskazna formula F tautologija. (SAT rešavači)
- Savremeni rešavači mogu za svega nekoliko sekundi da ispitaju i neke formule koje imaju na stotine hiljada promenljivih.

Ispitivanje da li je formula tautologija

- **Rešavač** – softversku alatku koja može da proveri da li je data iskazna formula F tautologija. (SAT rešavači)
- Savremeni rešavači mogu za svega nekoliko sekundi da ispituju i neke formule koje imaju na stotine hiljada promenljivih.
- Rešavači daju egzaktno odgovor na pitanje da li je neka formula tautologija ili zadovoljiva ili kontradikcija ili poreciva.

Ispitivanje da li je formula tautologija

- **Rešavač** – softversku alatku koja može da proveri da li je data iskazna formula F tautologija. (SAT rešavači)
- Savremeni rešavači mogu za svega nekoliko sekundi da ispituju i neke formule koje imaju na stotine hiljada promenljivih.
- Rešavači daju egzaktno odgovor na pitanje da li je neka formula tautologija ili zadovoljiva ili kontradikcija ili poreciva.
- Rešavači ne mogu da ispituju sve moguće vrednosti za sve promenljive koje se pojavljuju u formuli.

- Današnji automatski dokazivači mogu da dokažu složene teoreme, iz raznih matematičkih disciplina, uključujući mnoge probleme sa međunarodnih matematičkih olimpijada.

Automatsko dokazivanje u geometriji

- Današnji automatski dokazivači mogu da dokažu složene teoreme, iz raznih matematičkih disciplina, uključujući mnoge probleme sa međunarodnih matematičkih olimpijada.
- Primene: teorijska matematika, robotika, razvoj softvera, raspoređivanje, itd.

Neki pristupi u dokazivanju:

- **Ulančavanje unapred** – kreće se od raspoloživih znanja i izvode se nova.

Neki pristupi u dokazivanju:

- **Ulančavanje unapred** – kreće se od raspoloživih znanja i izvode se nova.
- **Ulančavanje unazad** – kreće se od ciljnog tvrđenja i traže se činjenice koje mogu da impliciraju to tvrđenje i tako dalje, sve dok se ne dođe do zadatih činjenica.

Neki pristupi u dokazivanju:

- **Ulančavanje unapred** – kreće se od raspoloživih znanja i izvode se nova.
- **Ulančavanje unazad** – kreće se od ciljnog tvrđenja i traže se činjenice koje mogu da impliciraju to tvrđenje i tako dalje, sve dok se ne dođe do zadatih činjenica.
- Kombinacija ova dva pristupa.

Automatsko dokazivanje u geometriji – primer

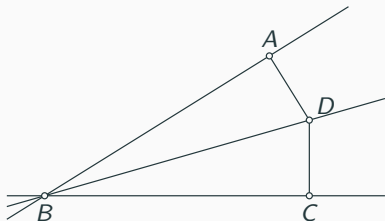
Tvrđenje: za proizvoljne međusobno različite tačke A, B, C, D takve da važi: $\angle DB, BA = \angle DB, CB, BA \perp AD, CB \perp CD$, mora da važi i $AD \cong CD$.

Aksiome kojima raspolazemo:

- axp:** ako su kraci ugla normalni, onda je ugao prav
- axra:** dva prava ugla međusobno su podudarna
- axaaa:** ako su dva para uglova dva trougla podudarni, onda su podarni i treći uglovi
- axasa:** dva trougla sa jednim parom podudarnih stranica i podudarnim naleglim uglovima su podudarna
- axtc:** ako su dva trougla podudarna, onda su im parovi odgovarajućih stranica podudarni

Automatsko dokazivanje u geometriji – primer

Savremeni dokazivači bi mogli da proizvedu ovakav dokaz:



1. uglovi $\angle BA, AD$ i $\angle CB, CD$ su pravi (axp)
2. $\angle BA, AD = \angle CB, CD$ (axra)
3. $\angle AD, DB = \angle CD, DB$ (axaaa)
4. $\triangle DBA \cong \triangle DBC$ (axasa)
5. $AD \cong CD$ (axtc)

Mašinsko učenje i induktivno rasuđivanje

- Nov zalet oblasti veštačke inteligencije u prethodnih 10-15 godina.

- Nov zalet oblasti veštačke inteligencije u prethodnih 10-15 godina.
- Sa slike je moguće odrediti pozicije pešaka, automobila, semafora i saobraćajnih znakova.

- Nov zalet oblasti veštačke inteligencije u prethodnih 10-15 godina.
- Sa slike je moguće odrediti pozicije pešaka, automobila, semafora i saobraćajnih znakova.
- Nobelova nagrada za hemiju 2024. godine dodeljena je za rešavanje dugo otvorenog problema savijanja proteina.

Mašinsko učenje i induktivno rasuđivanje

- Nov zalet oblasti veštačke inteligencije u prethodnih 10-15 godina.
- Sa slike je moguće odrediti pozicije pešaka, automobila, semafora i saobraćajnih znakova.
- Nobelova nagrada za hemiju 2024. godine dodeljena je za rešavanje dugo otvorenog problema savijanja proteina.
- ChatGPT: u stanju su da proizvode visoko kvalitetne prevode između različitih jezika, popravljaju kvalitet napisanog teksta i da odgovara na pitanja i pruža korisne informacije.

Mašinsko učenje i induktivno rasuđivanje

- Nov zalet oblasti veštačke inteligencije u prethodnih 10-15 godina.
- Sa slike je moguće odrediti pozicije pešaka, automobila, semafora i saobraćajnih znakova.
- Nobelova nagrada za hemiju 2024. godine dodeljena je za rešavanje dugo otvorenog problema savijanja proteina.
- ChatGPT: u stanju su da proizvode visoko kvalitetne prevode između različitih jezika, popravljaju kvalitet napisanog teksta i da odgovara na pitanja i pruža korisne informacije.
- Copilot: u stanju su da pišu delove programskog koda.

- OpenAI o1, veliki jezički model opšte namene rangira se u prvih 12% na problemima takmičarskog programiranja platforme Codeforces.

- OpenAI o1, veliki jezički model opšte namene rangira se u prvih 12% na problemima takmičarskog programiranja platforme Codeforces.
- Sistem specijalizovan za matematičke probleme osvojio je 28 poena na zadacima sa Međunarodne matematičke olimpijade — ekvivalent jake srebrne medalje.

- OpenAI o1, veliki jezički model opšte namene rangira se u prvih 12% na problemima takmičarskog programiranja platforme Codeforces.
- Sistem specijalizovan za matematičke probleme osvojio je 28 poena na zadacima sa Međunarodne matematičke olimpijade — ekvivalent jake srebrne medalje.
- U igranju igara kao što je šah, go i slično – neuronske mreže su odavno daleko nadmašile najbolje ljudske igrače.

Mašinsko učenje i induktivno rasuđivanje

Mašinsko učenje i generalizacija

Mašinsko učenje i generalizacija

Mašinsko učenje je oblast veštačke inteligencije koja se bavi razumevanjem i formalizacijom induktivnog rasuđivanja, tj. generalizacije.

Mašinsko učenje je oblast veštačke inteligencije koja se bavi razumevanjem i formalizacijom induktivnog rasuđivanja, tj. generalizacije.

Generalizacija

Generalizacija – formulisanje opštih zakonitosti na osnovu konačnog skupa opažanja.

Primer: videvši veliki broj belih labudova \rightarrow svi labudovi su beli.

Teorija mašinskog učenja bavi se razumevanjem uslova pod kojima doneseni zaključci mogu biti visoko pouzdani i metodama koje su u stanju da izvode takve zaključke.

Mašinsko učenje i generalizacija

Teorija mašinskog učenja bavi se razumevanjem uslova pod kojima doneseni zaključci mogu biti visoko pouzdani i metodama koje su u stanju da izvode takve zaključke.

Mašinsko učenje se može definisati kao oblast koja se bavi automatskim kreiranjem programa na osnovu datih ulaza i željenih izlaza.

- Kako isprogramirati prepoznavanje da li na slici se nalazi lice ili ne?

- Kako isprogramirati prepoznavanje da li na slici se nalazi lice ili ne?
- Teško je napisati takav program.

- Kako isprogramirati prepoznavanje da li na slici se nalazi lice ili ne?
- Teško je napisati takav program.
- Ali, nije teško sakupiti mnoštvo slika sa interneta – na nekima će se lica nalaziti, a na nekima ne.

Pitanje koje se postavlja u mašinskom učenju je da li program za prepoznavanje lica možemo automatski izvesti procesom učenja iz pomenutog primera.

Pitanje koje se postavlja u mašinskom učenju je da li program za prepoznavanje lica možemo automatski izvesti procesom **učenja** iz pomenutog primera.

Za takav program kažemo da je **naučen** u smislu da predstavlja ishod procesa učenja nekog sistema koji analizira dati skup primera.

- U uobičajenom programiranju podrazumeva se zahtev da programi budu korektni.

- U uobičajenom programiranju podrazumeva se zahtev da programi budu korektni.
- U mašinskom učenju podrazumeva se da će biti grešaka.

- U uobičajenom programiranju podrazumeva se zahtev da programi budu korektni.
- U mašinskom učenju podrazumeva se da će biti grešaka.
- Teži tome da greške budu retke i male – poželjno je da modeli dobro generalizuju.

- U uobičajenom programiranju podrazumeva se zahtev da programi budu korektni.
- U mašinskom učenju podrazumeva se da će biti grešaka.
- Teži tome da greške budu retke i male – poželjno je da modeli dobro generalizuju.
- Nije dovoljno da naučeni program često daje dobre izlaze na podacima iz kojih je naučen.

- U uobičajenom programiranju podrazumeva se zahtev da programi budu korektni.
- U mašinskom učenju podrazumeva se da će biti grešaka.
- Teži tome da greške budu retke i male – poželjno je da modeli dobro generalizuju.
- Nije dovoljno da naučeni program često daje dobre izlaze na podacima iz kojih je naučen.
- Od presudnog je značaja da daje dobre izlaze i na podacima iz kojih nije učeno.

- U uobičajenom programiranju podrazumeva se zahtev da programi budu korektni.
- U mašinskom učenju podrazumeva se da će biti grešaka.
- Teži tome da greške budu retke i male – poželjno je da modeli dobro generalizuju.
- Nije dovoljno da naučeni program često daje dobre izlaze na podacima iz kojih je naučen.
- Od presudnog je značaja da daje dobre izlaze i na podacima iz kojih nije učeno.
- Pritom, greške su očekivane i na jednoj i na drugoj grupi podataka.

U velikom broju praktičnih problema moguće je naučiti takav program koji će često za date ulaze davati *dobre* izlaze.

U velikom broju praktičnih problema moguće je naučiti takav program koji će često za date ulaze davati *dobre* izlaze.

Šta u prethodnoj rečenici znači *često* i *dobro* nije precizno definisano, već se u praksi kvalitet izlaza ovakvih programa empirijski evaluira.

Mašinsko učenje i induktivno rasuđivanje

Podaci

Proces učenja polazi od podataka. Podaci su opisani nekim numerčkim svojstvima.

Proces učenja polazi od podataka. Podaci su opisani nekim numerčkim svojstvima.

- Cene na berzi,

Proces učenja polazi od podataka. Podaci su opisani nekim numerčkim svojstvima.

- Cene na berzi,
- Bankovni podaci o klijentima mogu biti predstavljeni brojevima,

Proces učenja polazi od podataka. Podaci su opisani nekim numerčkim svojstvima.

- Cene na berzi,
- Bankovni podaci o klijentima mogu biti predstavljeni brojevima,
- Slika se može opisati matricom trojki intenziteta crvene, zelene i plave, itd...

Mašinsko učenje i induktivno rasuđivanje

Modeli i njihovo obučavanje

Algoritam učenja

Algoritam koji analizira podatke u potrazi za zakonitostima u njima naziva se **algoritmom učenja**.

Algoritam učenja

Algoritam koji analizira podatke u potrazi za zakonitostima u njima naziva se **algoritmom učenja**.

Modeli

On kao izlaz daje nekakav matematički opis učenih zakonitosti. Takvi opisi nazivaju se **modelima**.

Algoritam učenja

Algoritam koji analizira podatke u potrazi za zakonitostima u njima naziva se **algoritmom učenja**.

Modeli

On kao izlaz daje nekakav matematički opis učenih zakonitosti. Takvi opisi nazivaju se **modelima**.

Problem lica: program za prepoznavanje lica predstavlja jedan model – njegov kôd opisuje vezu između ulaza (slika) i izlaza (odgovora DA i NE).

- Programi koje pišemo na uobičajeni način obično su *čitljivi* – pisani na nekom programskom jeziku.

- Programi koje pišemo na uobičajeni način obično su *čitljivi* – pisani na nekom programskom jeziku.
- Modeli, programi koji se automatski kreiraju mašinskim učenjem, su **obično matematičke funkcije definisane velikim brojem parametara.**

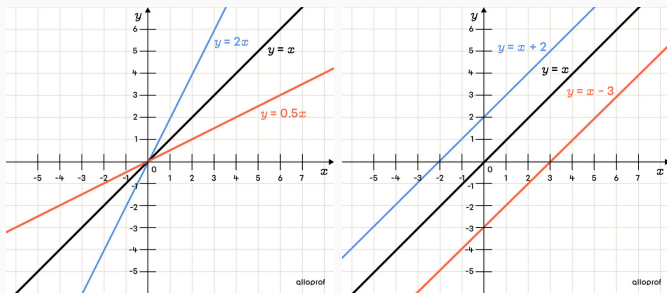
- Kakve su to funkcije?

- Kakve su to funkcije?
- Kako se pomenuti parametri izračunavaju iz podataka?

- Kakve su to funkcije?
- Kako se pomenuti parametri izračunavaju iz podataka?
- Parametrizovana funkcija: $y = ax + b$

- Kakve su to funkcije?
- Kako se pomenuti parametri izračunavaju iz podataka?
- Parametrizovana funkcija: $y = ax + b$
- y i x promenljive (masa i visina osobe)

- Kakve su to funkcije?
- Kako se pomenuti parametri izračunavaju iz podataka?
- Parametrizovana funkcija: $y = ax + b$
- y i x promenljive (masa i visina osobe)
- a i b nepoznati parametri – treba ih odrediti tako da dobro opisuju što veći broj ljudi.



Slika 3: Prikaz različitih modela oblika $y = ax + b$ pri promeni parametara a (levo) i b (u sredini)

Funkcije i modeli

- Neka su za određeni broj osoba(recimo 20), izmerene telesna masa i visina.

Funkcije i modeli

- Neka su za određeni broj osoba(recimo 20), izmerene telesna masa i visina.
- Šta znači da model dobro odgovara podacima?

Funkcije i modeli

- Neka su za određeni broj osoba(recimo 20), izmerene telesna masa i visina.
- Šta znači da model dobro odgovara podacima?
- Što su razlike između predviđenih i stvarnih vrednosti telesnih masa manje – to model bolje odgovara podacima.

Funkcije i modeli

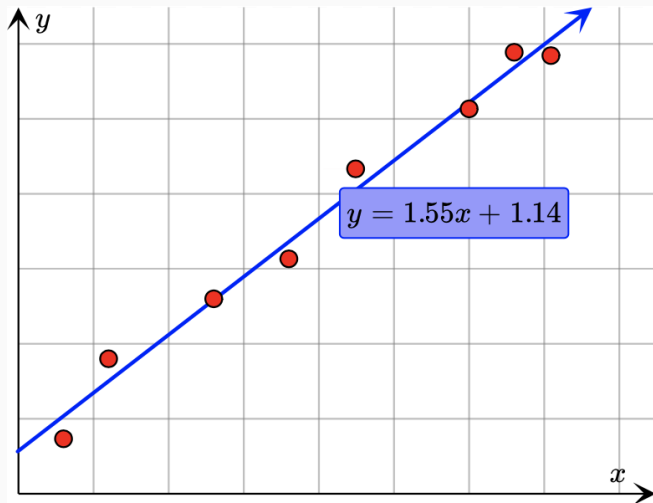
- Neka su za određeni broj osoba (recimo 20), izmerene telesna masa i visina.
- Šta znači da model dobro odgovara podacima?
- Što su razlike između predviđenih i stvarnih vrednosti telesnih masa manje – to model bolje odgovara podacima.
- Dati parovi visina i masa $\{(x_i, y_i) \mid i = 1, \dots, 20\}$

$$L(a, b) = \sum_{i=1}^{20} (y_i - (ax_i + b))^2$$

Vrednost $L(a, b)$ želimo da bude što manja.

Očito vrednost $L(a, b)$ zavisi od toga kako izabaremo parametre a i b .

Funkcije i modeli



Slika 4: Prikaz prave koja „dobro” odgovara nekim datim podacima.

- Očito vrednost $L(a, b)$ zavisi od toga kako izabaremo parametre a i b .

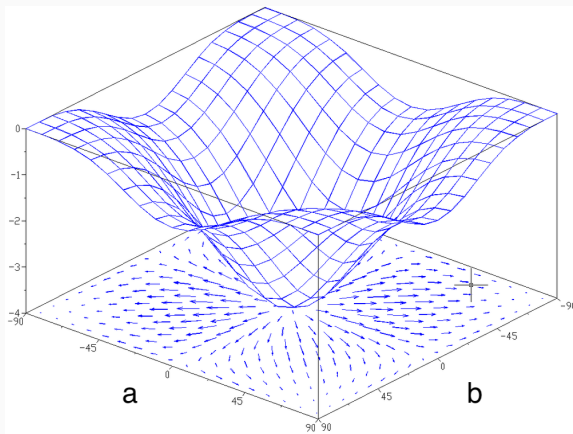
- Očito vrednost $L(a, b)$ zavisi od toga kako izabaremo parametre a i b .
- Vrednosti u kojima ova funkcija dostiže svoj minimum mogu se dobiti kretanjem nizbrdo pošavši od nekih proizvoljnih vrednosti.

- Očito vrednost $L(a, b)$ zavisi od toga kako izabaremo parametre a i b .
- Vrednosti u kojima ova funkcija dostiže svoj minimum mogu se dobiti kretanjem nizbrdo pošavši od nekih proizvoljnih vrednosti.
- Ovaj postupak je moguće izvesti zahvaljujući poznavanju **gradijenta** funkcije u različitim tačkama.

- Očito vrednost $L(a, b)$ zavisi od toga kako izabaremo parametre a i b .
- Vrednosti u kojima ova funkcija dostiže svoj minimum mogu se dobiti kretanjem nizbrdo pošavši od nekih proizvoljnih vrednosti.
- Ovaj postupak je moguće izvesti zahvaljujući poznavanju **gradijenta** funkcije u različitim tačkama.

Gradijent

Gradijent je vektor koji u svakoj tački pokazuje pravac najbržeg rasta funkcije u okolini te tačke i postoje jednostavne formule za njegovo izračunavanje.



Slika 5: Prikaz gradijenta funkcije u različitim tačkama (a, b) .

- Ako pođemo od proizvoljne tačke (a, b) i krećemo se malim koracima u smeru suprotnom od gradijenta, nakon dovoljno koraka, naći ćemo se dovoljno blizu tačke u kojoj funkcija dostiže minimalnu vrednost.

- Ako pođemo od proizvoljne tačke (a, b) i krećemo se malim koracima u smeru suprotnom od gradijenta, nakon dovoljno koraka, naći ćemo se dovoljno blizu tačke u kojoj funkcija dostiže minimalnu vrednost.
- Funkcija $L(a, b)$ koju posmatramo je jednostavna i ima samo jednu takvu tačku.

- Ako pođemo od proizvoljne tačke (a, b) i krećemo se malim koracima u smeru suprotnom od gradijenta, nakon dovoljno koraka, naći ćemo se dovoljno blizu tačke u kojoj funkcija dostiže minimalnu vrednost.
- Funkcija $L(a, b)$ koju posmatramo je jednostavna i ima samo jednu takvu tačku.
- U slučaju komplikovanijih funkcija, ovaj postupak ne mora uvek naći najbolje vrednosti za parametre funkcije, ali u praksi daje dobre rezultate.

Mašinsko učenje i induktivno rasuđivanje

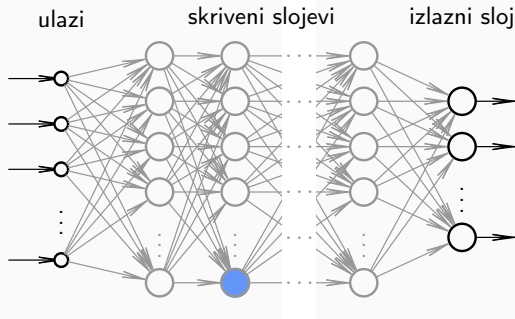
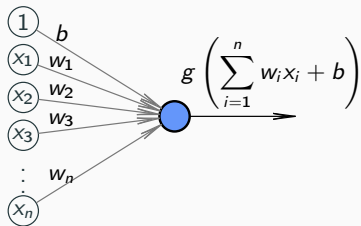
Neuronske mreže

- Modeli u vidu pravih kakve smo do sada razmatrali su jednostavni i korisni za rešavanje nekih relativno jednostavnih problema.

- Modeli u vidu pravih kakve smo do sada razmatrali su jednostavni i korisni za rešavanje nekih relativno jednostavnih problema.
- Da li postoje bolji modeli?

- Modeli u vidu pravih kakve smo do sada razmatrali su jednostavni i korisni za rešavanje nekih relativno jednostavnih problema.
- Da li postoje bolji modeli?
- Ideja za njihovu konstrukciju može se pozajmiti iz neurologije.

Neuronske mreže



Slika 6: Struktura neurona i arhitektura potpuno povezane neuronske mreže.

- Svaki od neurona (prikazanih krugovima) predstavlja jednu parametrizovanu funkciju.

- Svaki od neurona (prikazanih krugovima) predstavlja jednu parametrizovanu funkciju.
- Neuronska mreža predstavlja složenu kompoziciju neurona – ona je isto parametrizovanu funkciju.

- Svaki od neurona (prikazanih krugovima) predstavlja jednu parametrizovanu funkciju.
- Neuronska mreža predstavlja složenu kompoziciju neurona – ona je isto parametrizovanu funkciju.
- Neuroni – obično se koristi linearna funkcija ulaza na koju se primenjuje neka jednostavna nelinearna transformacija.

- Obučavanje – isto kao prava iz prethodnog primera.

Ukoliko je dostupan skup parova ulaza i njima odgovarajućih izlaza, moguće je izračunati koliko izlazi mreže odstupaju od željenih izlaza za date ulaze. Ponovo je moguće smanjivati grešku koju mreža pravi varirajući vrednosti parametara krećući se nizbrdo, u smeru suprotnom od gradijenta.

Mašinsko učenje i induktivno rasuđivanje

Neuronske mreže u praktičnim primenama

Razvrstavanje slika

- Potrebno prepoznati rasu psa na slici (razvrstavanje slika u neke unapred definisane kategorije – dosta jednostavno).

Razvrstavanje slika

- Potrebno prepoznati rasu psa na slici (**razvrstavanje slika u neke unapred definisane kategorije – dosta jednostavno**).
- Dostupan veliki broj slika za koje je poznato koju rasu prikazuju.

Razvrstavanje slika

- Potrebno prepoznati rasu psa na slici (**razvrstavanje slika u neke unapred definisane kategorije – dosta jednostavno**).
- Dostupan veliki broj slika za koje je poznato koju rasu prikazuju.
- Slike se tipično predstavljaju kao matrice piksela od kojih svaki piksel ima pridružena tri broja — intenzitete crvene, zelene i plave boje.

Razvrstavanje slika

- Potrebno prepoznati rasu psa na slici (**razvrstavanje slika u neke unapred definisane kategorije – dosta jednostavno**).
- Dostupan veliki broj slika za koje je poznato koju rasu prikazuju.
- Slike se tipično predstavljaju kao matrice piksela od kojih svaki piksel ima pridružena tri broja — intenzitete crvene, zelene i plave boje.
- **Svi ti brojevi, u nekom fiksiranom poretku, predstavljaju ulaze neuronske mreže.**

Razvrstavanje slika

- Potrebno prepoznati rasu psa na slici (**razvrstavanje slika u neke unapred definisane kategorije – dosta jednostavno**).
- Dostupan veliki broj slika za koje je poznato koju rasu prikazuju.
- Slike se tipično predstavljaju kao matrice piksela od kojih svaki piksel ima pridružena tri broja — intenzitete crvene, zelene i plave boje.
- **Svi ti brojevi, u nekom fiksiranom poretku, predstavljaju ulaze neuronske mreže.**
- **Mreža treba da ima onoliko izlaza koliko ima rasa pasa.**

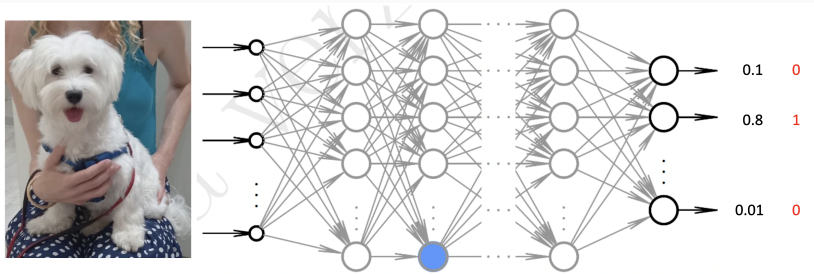
Razvrstavanje slika

- Potrebno prepoznati rasu psa na slici (**razvrstavanje slika u neke unapred definisane kategorije – dosta jednostavno**).
- Dostupan veliki broj slika za koje je poznato koju rasu prikazuju.
- Slike se tipično predstavljaju kao matrice piksela od kojih svaki piksel ima pridružena tri broja — intenzitete crvene, zelene i plave boje.
- **Svi ti brojevi, u nekom fiksiranom poretku, predstavljaju ulaze neuronske mreže.**
- **Mreža treba da ima onoliko izlaza koliko ima rasa pasa.**
- Veće vrednosti na izlazu sugerišu veću verovatnoću da slika prikazuje psa te rase.

Razvrstavanje slika

- Potrebno prepoznati rasu psa na slici (**razvrstavanje slika u neke unapred definisane kategorije – dosta jednostavno**).
- Dostupan veliki broj slika za koje je poznato koju rasu prikazuju.
- Slike se tipično predstavljaju kao matrice piksela od kojih svaki piksel ima pridružena tri broja — intenzitete crvene, zelene i plave boje.
- **Svi ti brojevi, u nekom fiksiranom poretku, predstavljaju ulaze neuronske mreže.**
- **Mreža treba da ima onoliko izlaza koliko ima rasa pasa.**
- Veće vrednosti na izlazu sugerišu veću verovatnoću da slika prikazuje psa te rase.
- **Broj neurona u mreži i njihov raspored obično se određuju eksperimentalno, tako da se na kraju dobiju što bolji rezultati.**

Razvrstavanje slika



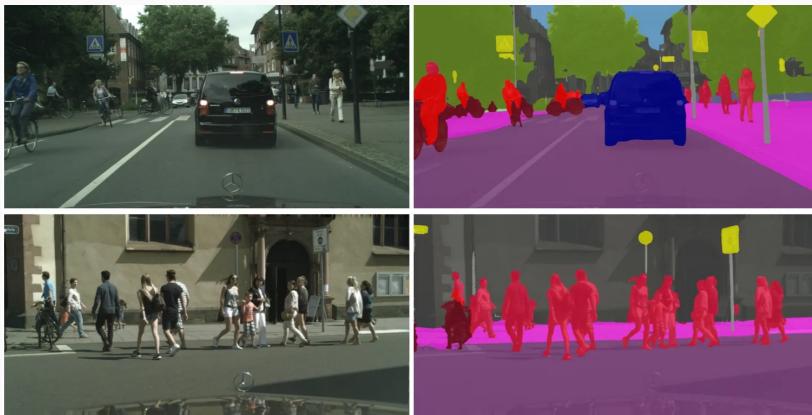
Slika 7: Prikaz mreže koja prepoznaje rasu psa. Slika se daje na ulazima mreže, a izlazi treba da odgovaraju stvarnoj rasi psa. Željeni izlazi su prikazani crvenom bojom. Odstupanja se računaju na isti način kao i ranije.

- *Segmentacija slike* – razvrstavanje pojedinačnih piksela u unapred definisane kategorije.

- *Segmentacija slike* – razvrstavanje pojedinačnih piksela u unapred definisane kategorije.
- Primera radi, neki pikseli na slici predstavljaju osobe, neki automobile, neki trotoar itd.

- *Segmentacija slike* – razvrstavanje pojedinačnih piksela u unapred definisane kategorije.
- Primera radi, neki pikseli na slici predstavljaju osobe, neki automobile, neki trotoar itd.
- Neka razvrstavamo $m \times n$ piksela ulazne slike u neku od N kategorija $\rightarrow m \times n \times N$ izlaza

Semantička segmentacija slika



Slika 8: Prikaz segmentacije slika iz saobraćaja na kojima se vide jasno označeni učesnici u saobraćaju i saobraćajni znakovi.

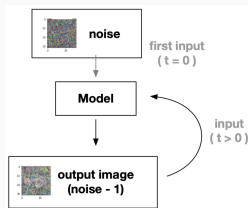
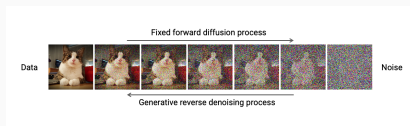
- Mreži se na ulazu pruži tekstualni opis slike koju je potrebno da generiše, kao i neki vektor pseudo-slučajnih brojeva. Na osnovu ta dva ulaza, mreža generiše izlaznu sliku.

- Mreži se na ulazu pruži tekstualni opis slike koju je potrebno da generiše, kao i neki vektor pseudo-slučajnih brojeva. Na osnovu ta dva ulaza, mreža generiše izlaznu sliku.
- Za isti zadati opis, ali za različite izbore pseudo-slučajnih brojeva, mreža generiše različite slike.

- Mreži se na ulazu pruži tekstualni opis slike koju je potrebno da generiše, kao i neki vektor pseudo-slučajnih brojeva. Na osnovu ta dva ulaza, mreža generiše izlaznu sliku.
- Za isti zadati opis, ali za različite izbore pseudo-slučajnih brojeva, mreža generiše različite slike.
- Napraviti novu sliku je teško, ali pokvariti postojeću sliku je lako :)

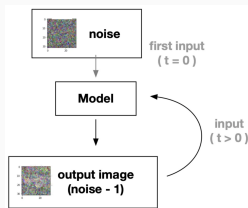
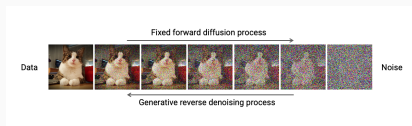
Generisanje slika

- Pošavši od jedne slike, moguće je na nju kroz iteracije dodavati male količine šuma — pseudoslučajnih brojeva bliskih nuli, sve dok količina šuma u potpunosti ne uništi sadržaj slike i ne završimo sa slikom koja predstavlja samo neke pseudo-slučajne brojeve.



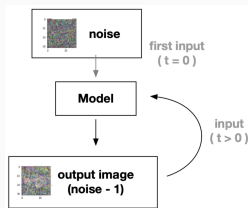
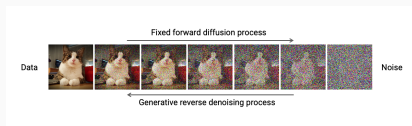
Generisanje slika

- Pošavši od jedne slike, moguće je na nju kroz iteracije dodavati male količine šuma — pseudoslučajnih brojeva bliskih nuli, sve dok količina šuma u potpunosti ne uništi sadržaj slike i ne završimo sa slikom koja predstavlja samo neke pseudo-slučajne brojeve.
- Možemo li, krećući se od neke slike popunjene pseudoslučajnim brojevima, doći do kvalitetne slike?



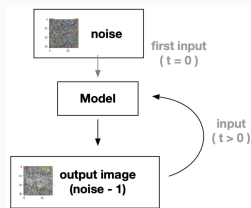
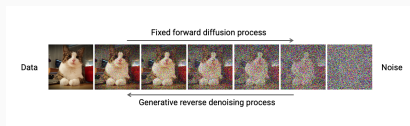
Generisanje slika

- Pošavši od jedne slike, moguće je na nju kroz iteracije dodavati male količine šuma — pseudoslučajnih brojeva bliskih nuli, sve dok količina šuma u potpunosti ne uništi sadržaj slike i ne završimo sa slikom koja predstavlja samo neke pseudo-slučajne brojeve.
- Možemo li, krećući se od neke slike popunjene pseudoslučajnim brojevima, doći do kvalitetne slike?
- DA!



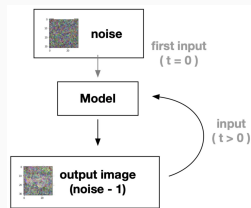
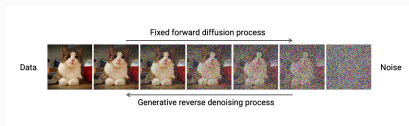
Generisanje slika

- Niz slika I_1, I_2, \dots, I_n – naprave se parovi (I_i, I_{i-1}) .



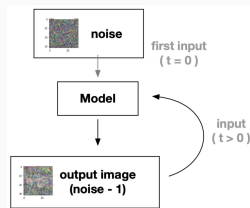
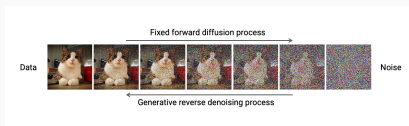
Generisanje slika

- Niz slika I_1, I_2, \dots, I_n – naprave se parovi (I_i, I_{i-1}) .
- Za sve te parove, mreža uči.



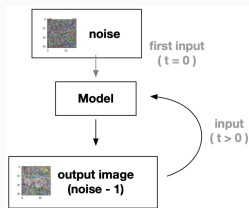
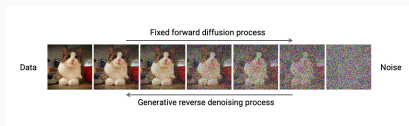
Generisanje slika

- Niz slika I_1, I_2, \dots, I_n – naprave se parovi (I_i, I_{i-1}) .
- Za sve te parove, mreža uči.
- \rightarrow za datu sliku I_i generiše odgovarajuću sliku I_{i-1} , tj. uči da otklanja šum sa slike.



Generisanje slika

- Niz slika I_1, I_2, \dots, I_n – naprave se parovi (I_i, I_{i-1}) .
- Za sve te parove, mreža uči.
- \rightarrow za datu sliku I_i generiše odgovarajuću sliku I_{i-1} , tj. uči da **otklanja šum sa slike**.
- Kada je mreža obučena, proces generisanja slike je iterativan i polazi od slike koja sadrži samo pseudo-slučajne brojeve.



- Najuzbudljivija primena neuronskih mreža – veliki jezički modeli.

Veliki jezički modeli

- Najuzbudljivija primena neuronskih mreža – veliki jezički modeli.
- Jezički model je model koji za dati tekst i svaku potencijalnu narednu reč, procenjuje njenu verovatnoću.

Veliki jezički modeli

- Najuzbudljivija primena neuronskih mreža – veliki jezički modeli.
- Jezički model je model koji za dati tekst i svaku potencijalnu narednu reč, procenjuje njenu verovatnoću.
- Jednim jezičkim modelom moguće je generisati verodostojne tekstove na nekom jeziku.

Veliki jezički modeli

- Najuzbudljivija primena neuronskih mreža – veliki jezički modeli.
- Jezički model je model koji za dati tekst i svaku potencijalnu narednu reč, procenjuje njenu verovatnoću.
- Jednim jezičkim modelom moguće je generisati verodostojne tekstove na nekom jeziku.
- Kao i u slučaju slika, i reči se predstavljaju brojevima.

Veliki jezički modeli

- Najuzbudljivija primena neuronskih mreža – veliki jezički modeli.
- Jezički model je model koji za dati tekst i svaku potencijalnu narednu reč, procenjuje njenu verovatnoću.
- Jednim jezičkim modelom moguće je generisati verodostojne tekstove na nekom jeziku.
- Kao i u slučaju slika, i reči se predstavljaju brojevima.
- Veliki jezički modeli predstavljaju neuronske mreže obučene na ogromnim korpusima teksta sakupljenim sa čitavog interneta i iz drugih dostupnih izvora.

- Kada je mreža naučena da ocenjuje verovatnoću naredne reči za dati kontekst, obično se dalje doobučava na posebno pripremljenim tekstovima koji predstavljaju parove pitanja i odgovora pošto je to očekivani vid interakcije sa čovekom.

- Kada je mreža naučena da ocenjuje verovatnoću naredne reči za dati kontekst, obično se dalje doobučava na posebno pripremljenim tekstovima koji predstavljaju parove pitanja i odgovora pošto je to očekivani vid interakcije sa čovekom.
- Dometi uspeha velikih jezičkih modela iznenadili su i mnoge profesionalce u oblasti veštačke inteligencije.

- Kada je mreža naučena da ocenjuje verovatnoću naredne reči za dati kontekst, obično se dalje doobučava na posebno pripremljenim tekstovima koji predstavljaju parove pitanja i odgovora pošto je to očekivani vid interakcije sa čovekom.
- Dometi uspeha velikih jezičkih modela iznenadili su i mnoge profesionalce u oblasti veštačke inteligencije.
- Posebno iznenađenje predstavlja činjenica da je njihov uspeh postignut na principu predviđanja naredne reči, što je mnogima delovalo kao previše grub i jednostavan princip za rešavanje sofisticiranih problema.

- Ipak, kako bi veliki jezički model uspeo da da korektan izlaz nižući reč za rečju, zapravo je neophodno da nauči sistem internih reprezentacija pročitano g teksta, a nad njima mehanizme za rešavanje najrazličitijih problema.

- Ipak, kako bi veliki jezički model uspeo da da korektan izlaz nižući reč za rečju, zapravo je neophodno da nauči sistem internih reprezentacija pročitano g teksta, a nad njima mehanizme za rešavanje najrazličitijih problema.
- Slično čini i čovek.

- Ipak, kako bi veliki jezički model uspeo da da korektan izlaz nižući reč za rečju, zapravo je neophodno da nauči sistem internih reprezentacija pročitano g teksta, a nad njima mehanizme za rešavanje najrazličitijih problema.
- Slično čini i čovek.
- Dubina ovakvih analogija je otvoreno pitanje, jer u ovom trenutku ni funkcionisanje ljudskog mozga, a ni unutrašnje funkcionisanje velikih jezičkih modela nije dovoljno razjašnjeno.

- Videli smo kompleksnost procesa treniranja i evaluacije neuronskih mreža.

- Videli smo kompleksnost procesa treniranja i evaluacije neuronskih mreža.
- U praksi, kako bi se na ovakvim modelima zasnovali upotrebljivi proizvodi, potrebna je velika količina teorijskog razumevanja i praktičnog iskustva.

- Videli smo kompleksnost procesa treniranja i evaluacije neuronskih mreža.
- U praksi, kako bi se na ovakvim modelima zasnovali upotrebljivi proizvodi, potrebna je velika količina teorijskog razumevanja i praktičnog iskustva.
- Potrebne su veštine: razvoja softvera, razumevanje rada hardvera, operativnih sistema, izračunavanja u oblaku itd.

- Videli smo kompleksnost procesa treniranja i evaluacije neuronskih mreža.
- U praksi, kako bi se na ovakvim modelima zasnovali upotrebljivi proizvodi, potrebna je velika količina teorijskog razumevanja i praktičnog iskustva.
- Potrebne su veštine: razvoja softvera, razumevanje rada hardvera, operativnih sistema, izračunavanja u oblaku itd.
- Ovakvim problemima obično bave raznovrsni timovi inženjera, a nekad i istraživača, uz veliku pomoć ljudi koji pripremaju podatke za obučavanje.

- Videli smo kompleksnost procesa treniranja i evaluacije neuronskih mreža.
- U praksi, kako bi se na ovakvim modelima zasnovali upotrebljivi proizvodi, potrebna je velika količina teorijskog razumevanja i praktičnog iskustva.
- Potrebne su veštine: razvoja softvera, razumevanje rada hardvera, operativnih sistema, izračunavanja u oblaku itd.
- Ovakvim problemima obično bave raznovrsni timovi inženjera, a nekad i istraživača, uz veliku pomoć ljudi koji pripremaju podatke za obučavanje.
- Potreban je i specijalizovani hardver na kojem je moguće vršiti učenje velikih mreža na velikim količinama podataka(koji se nekad broje hiljadama, a nekad milijardama).

- Videli smo kompleksnost procesa treniranja i evaluacije neuronskih mreža.
- U praksi, kako bi se na ovakvim modelima zasnovali upotrebljivi proizvodi, potrebna je velika količina teorijskog razumevanja i praktičnog iskustva.
- Potrebne su veštine: razvoja softvera, razumevanje rada hardvera, operativnih sistema, izračunavanja u oblaku itd.
- Ovakvim problemima obično bave raznovrsni timovi inženjera, a nekad i istraživača, uz veliku pomoć ljudi koji pripremaju podatke za obučavanje.
- Potreban je i specijalizovani hardver na kojem je moguće vršiti učenje velikih mreža na velikim količinama podataka(koji se nekad broje hiljadama, a nekad milijardama).
- Otuda je rešavanje praktičnih problema pomoću neuronskih mreža puno izazova, ali shodno tome i uzbuđenja.

